

# Определение направления ШАЛ по данным TAIGA HiSCORE с помощью полносвязных нейросетей

Ю.Ю. Дубенская<sup>1</sup>, А.П. Крюков<sup>1</sup>, С.П. Поляков<sup>1</sup>, А.А.  
Власкина<sup>1</sup>, П.А. Волчугов<sup>1</sup>, Е.О. Гресь<sup>1,2</sup>, А.П.  
Демичев<sup>1,1</sup>, Д.П. Журов<sup>1,2</sup>, Е.Б. Постников<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> – НИИЯФ МГУ, <sup>2</sup> – НИИПФ ИГУ

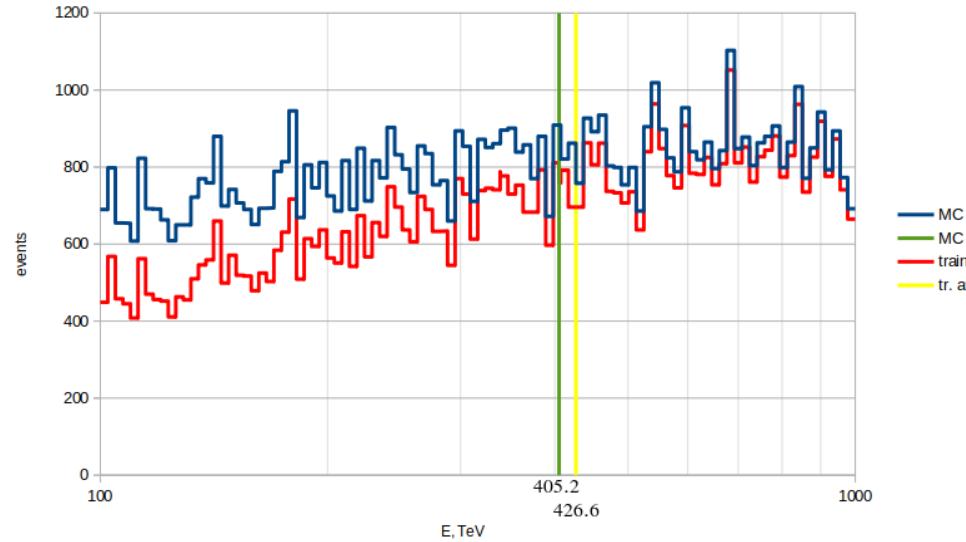
*Работа выполнена при поддержке Российского научного  
фонда (грант № 24-11-00136)*

Изучение космических лучей высоких энергий возможно посредством анализа характеристик порождаемых ими широких атмосферных ливней (ШАЛ). ШАЛ могут наблюдаться посредством наземных телескопов и другие видов детекторов, регистрирующих черенковское излучение.

Рассматриваемая задача состоит в определении направления оси ШАЛ по данным черенковских широкоугольных детекторов HiSCORE эксперимента TAIGA. Около 100 таких детекторов распределены по площади  $\sim 1 \text{ км}^2$  и регистрируют время прихода сигнала с наносекундной точностью, а также его амплитуду.



Для обучения нейросетей использовались данные станций HiSCORE, смоделированные методом Монте-Карло для ШАЛ, в которых первичной частицей является гамма-квант. Исключены события с менее чем 10 сработавшими станциями.



Распределение и средние значения энергии для исходной выборки событий, сгенерированной методом Монте-Карло, и обучающей выборки.

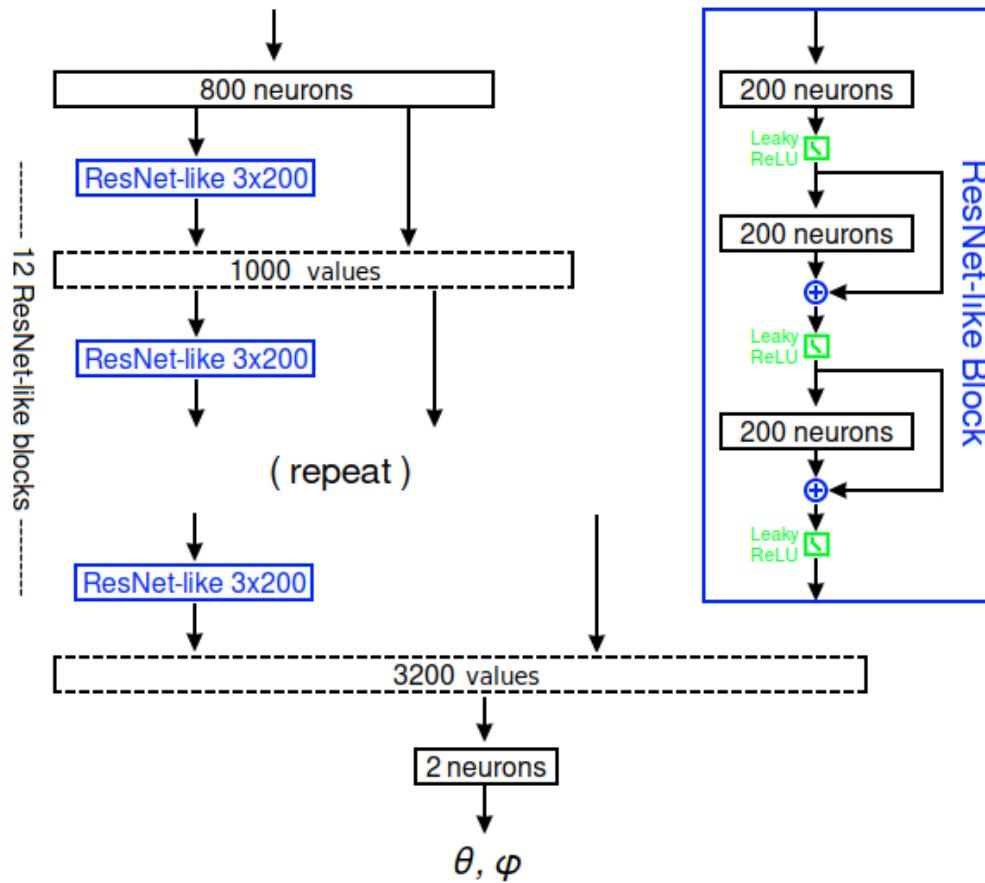
Зенитные углы  $\theta$  осей смоделированных ШАЛ находятся в диапазоне от  $30^\circ$  до  $40^\circ$ , азимутальные углы  $\varphi$  — от  $-60^\circ$  до  $60^\circ$ .

Для определения направления ШАЛ используются полносвязные нейросети, на вход которым подаются данные от фиксированного числа  $K$  станций HiSCORE: время регистрации сигнала, координаты станций и амплитуды.

Станции выбираются случайно из числа зарегистрировавших сигнал выше порогового уровня и упорядочиваются по времени. В качестве точки отсчета берется первая из выбранных станций, поэтому на вход нейросети подаются  $5K-4$  значений.

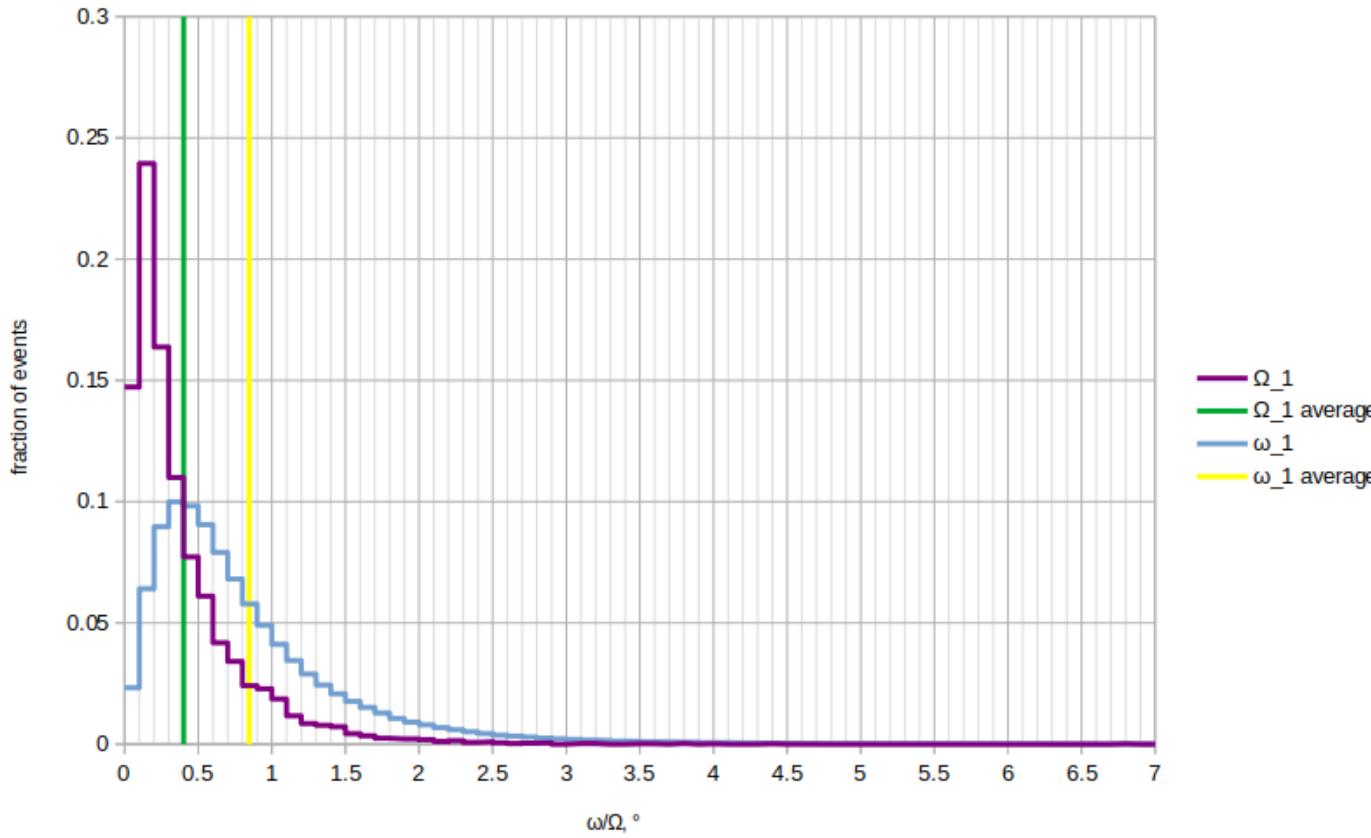
Первая нейросеть использует  $K=8$ . Сеть имеет 37 скрытых слоев, для предотвращения проблемы исчезающих градиентов используются подходы, аналогичные DenseNet и ResNet: конкатенация и арифметическое прибавление к выходным значениям промежуточных слоев значений, полученных в предыдущих слоях. Число весов сети около 5,56 млн. Два выходных значения соответствуют углам  $\theta$  и  $\varphi$ .

# Архитектура первой нейросети



Первая нейросеть обучена в течение 1000 эпох на 866 тысячах восьмерок, отобранных из 68256 событий обучающей выборки. В качестве функции потерь использовался  $\sin^2\omega$ , где  $\omega$  — угол между направлением оси ШАЛ ( $\theta_0$ ,  $\varphi_0$ ) и определенным сетью направлением ( $\theta$ ,  $\varphi$ ).

Для получения более точных оценок направления ШАЛ для тестовой выборки выбиралось большое число восьмерок станций (по 120 для всех событий с хотя бы 11 сработавшими станциями), для них строились отдельные оценки, и итоговая оценка ( $\theta_1$ ,  $\varphi_1$ ) для каждого события вычислялась как взвешенная медиана оценок  $\theta$  и  $\varphi$  для отдельных восьмерок.



Распределение ошибок оценок по отдельным восьмеркам ( $\omega_1$ ) и медианных оценок ( $\Omega_1$ ).  
Средние значения:  $\langle \omega_1 \rangle = 0,846^\circ$ ,  $\langle \Omega_1 \rangle = 0,401^\circ$ .

Полученные оценки направлений можно уточнить. Для этого координаты станций проецируются на плоскость, перпендикулярную найденному направлению оси ливня ( $\theta_1, \varphi_1$ ), и для спроектированных станций заново вычисляется время прихода сигнала.

Вторая нейросеть обучается по данным спроектированных станций оценивать необходимые поправки к ( $\theta_1, \varphi_1$ ).

Нейросеть для уточнения оценок имеет схожую архитектуру с первой нейросетью, но имеет 46 входных значений (используются десятки станций вместо восьмерок), 61 скрытый слой и около 12,44 млн весов. Два выходных значения интерпретируются как поправки  $\Delta\theta$  и  $\Delta\varphi$  к соответствующим углам.

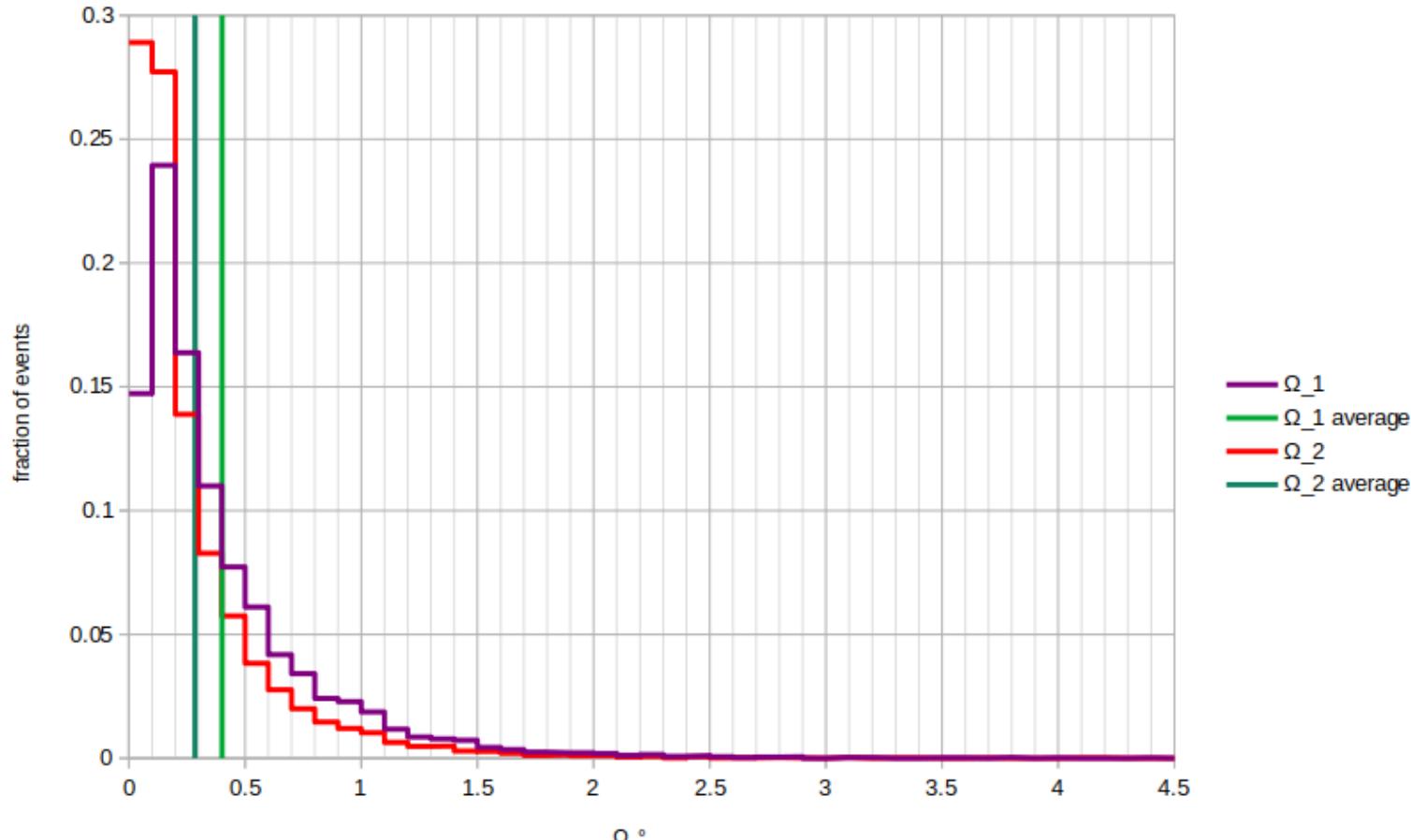
Для обучающей выборки второй сети направления ( $\theta_1$ ,  $\varphi_1$ ) нормальных векторов к плоскости проекции выбирались случайно, что позволило создать из тех же 68256 событий обучающую выборку размером около 42,4 млн десяток. Нейросеть обучалась в течение 40 эпох с функцией потерь  $(\Delta\theta)^2 + \sin^2\theta_1 (\Delta\varphi)^2$ .

Для событий тестовой выборки в качестве ( $\theta_1$ ,  $\varphi_1$ ) использовались направления, определенные первой нейросетью. Как и для первой нейросети, выбиралось большое число десяток станций (100 либо все возможные подмножества, если их менее 100) и итоговые поправки ( $\Delta\theta_2$ ,  $\Delta\varphi_2$ ) вычислялись как взвешенные медианы поправок для отдельных десяток.

## Результаты

Углы  $\Omega_1$  между направлениями оси ШАЛ ( $\theta_0, \varphi_0$ ) и полученными с помощью первой нейросети медианными направлениями ( $\theta_1, \varphi_1$ ) имеют среднее значение  $0,401^\circ$ , среднее квадратическое  $0,574^\circ$ , медиану  $0,265^\circ$ .

Углы  $\Omega_2$  между направлениями оси ШАЛ и полученными с помощью двух нейросетей направлениями ( $\theta_1+\Delta\theta_2, \varphi_1+\Delta\varphi_2$ ) имеют среднее значение  $0,284^\circ$ , среднее квадратическое  $0,437^\circ$ , медиану  $0,168^\circ$ .



Распределение и средние значения углов  $\Omega_1$  и  $\Omega_2$

## Заключение

Нами продемонстрирована возможность использования полносвязных нейронных сетей для получения оценок направления широких атмосферных ливней с достаточно высокой точностью: средняя ошибка определенного направления около  $0.4^\circ$  при использовании одной нейросети, менее  $0.3^\circ$  при последовательном использовании двух нейросетей.